



ПОСТРОЕНИЕ ДИНАМИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗА КРИТИЧЕСКОГО ТЕПЛОВОГО ПОТОКА ПО ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫМ ДАННЫМ

В.М. Чадаев, С.С. Гусев (ИПУ РАН)

Рассмотрен алгоритм идентификации, который позволяет для динамического объекта выбирать произвольные строки из блока преобразованных исходных данных; переходить в пространство параметров и использовать априорную информацию об области существования параметров для повышения точности. Это позволяет построить модель динамического объекта, дающую меньшую ошибку прогноза. Алгоритм использован для построения математической модели по результатам экспериментальных исследований теплосъема на модели кассеты (fuel assembly) ЯЭУ (ядерной энергетической установки-NPP-nuclear power plant).

Ключевые слова: идентификация, динамический объект, процесс преобразования, процесс перехода, критический тепловой поток.

Введение

При построении моделей динамических объектов управления по экспериментальным данным возникает задача учета априорной информации о структуре и параметрах реального объекта, которая плохо формализуется. При проведении экспериментов фиксируются входные/выходные переменные, а априорная информация относится к параметрам объекта, которые связаны с этими переменными только косвенно (обычно через метод наименьших квадратов). В статье предлагается оригинальная процедура выявления экспериментов, наихудшим образом влияющих на точность оценок параметров объекта.

В работе строится математическая модель физической модели отвода тепла от стержней экспериментальной установки — модели кассеты ядерного реактора [1]. Известно, что превышение некоторого уровня мощности кассеты или теплового потока с поверхности тепловыделяющих элементов (ТВЭЛ) может привести к их разрушению (плавлению оболочек ТВЭЛ, последующему радиоактивному загрязнению контура циркуляции и установки в целом). Тепловой поток, при котором возникает перегрев ТВЭЛов, принято называть критическим тепловым потоком (КТП). Экспериментальные исследования по определению КТП проводятся на специальных теплофизических установках, которыми обеспечиваются требуемые режимные и геометрические параметры (давления, температуры, расходы, имитаторы ТВЭЛ требуемой геометрии и др.).

Рассматриваемая в данной работе модель строится по экспериментальным данным исследований [1]. Результаты этой работы представлены на рис. 1 в виде зависимости двух параметров, обозначенных X и Q , от третьего параметра, который в данном случае трактуется как некоторый временной масштаб t (или последовательность полученных данных, номер эксперимента и др.). Параметр Q в данном случае соотносится с тепловым потоком — КТП, а параметр X — с характеристикой теплоносителя — так называемым балансным паросодержанием.

Как следует из рис. 1, тепловые потоки в виде $Q(t)/100$ изменяются в диапазоне $\sim(10...30)$ кВт/м, а паросодержания $-100X(t)$ — в диапазоне $\sim(-15...30)$. Обе зависимости носят "зубчатый" характер. Причем в пределах отдельных таких формирований наблюдается противоположный характер поведения: увеличение энтальпии приводит к снижению теплового потока. Это отражает закономерное поведение данных: чем "горячее" теплоноситель, тем ниже критический тепловой поток, и наоборот.

Следует отметить, что при экспериментальных исследованиях с физической моделью регистрировалось большее число физических параметров (включая, например, давления, расходы, и др.), влияющих на процесс теплопередачи. В данной работе для построения модели использовалась только часть из них. Тем не менее, модель прогноза теплового потока на такт вперед показала меру определенности 0,92. Использование априорной информации удалось повысить меру определенности модели до 0,93, снизив ошибку прогноза.

Некоторые теоретические аспекты этого алгоритма идентификации применительно к рассматриваемой модели представлены в работах [2, 3].

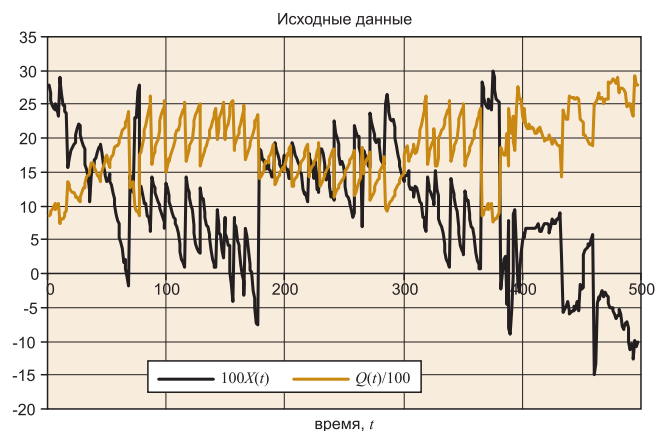


Рис. 1. Исходные данные ($Q(t)$ — тепловой поток, $X(t)$ — баланс паросодержания)

Таблица 1. Параметры МНК-модели

Коэффициент	Оценка	СКО
K1	0,7767	0,070
K2	0,1048	0,095
K3	0,1100	0,0706
K4	-600	417
K5	458	580
K6	371	420

Таблица 2. Блок исходных данных

t	$X(t)$	$Q(t)$
дискретное время	баланс паросодержания	тепловой поток Вт/м ²
1	0,279	856
2	0,268	876
3	0,256	913
4	0,248	947
5	0,243	996

Постановка задачи

Структура объекта и модели

Рассмотрим алгоритм идентификации динамического стационарного объекта, учитывающего априорную информацию о параметрах объекта. Будем рассматривать динамический стационарный объект вида

$$Q(t) = \sum_{i=1}^a h_i Q(t-i) + \sum_{i=1}^b h_{a+i} X(t-i), \quad (1)$$

где $Q(t)$ — скалярный выход объекта (тепловой поток) в момент времени t , $X(t)$ — вход объекта (балансное паросодержание) в момент времени t , h_i — постоянные (не зависящие от времени) параметры динамического объекта, a — глубина памяти по выходу, b — глубина памяти по входу.

Дополнительно об объекте (1) известно, что параметры h принадлежат априорно известной области H , то есть

$$h \in H. \quad (2)$$

Предположим, что модель, соответствующая объекту (1), имеет ту же структуру

$$Q(t) = \sum_{i=1}^a h_i Q(t-i) + \sum_{i=1}^b h_{a+i} X(t-i), \quad (3)$$

где k_i — оценки параметров объекта h_i и параметры модели должны удовлетворять тем же ограничениям (2), что и неизвестные параметры объекта. Для конкретной физической модели параметры структуры (3) были равны $a = b = 3$. То есть модель для прогноза теплового потока на один такт вперед имела вид

$$Q(t) = \sum_{i=1}^a h_i Q(t-i) + \sum_{i=1}^b h_{a+i} X(t-i). \quad (4)$$

Проанализируем точность модели (4).

Оценки метода наименьших квадратов (МНК)

По экспериментальным данным, содержащим 563 опыта (замера), методом МНК была построена дина-

Таблица 3. Блок преобразованных исходных данных

t	$X(t-3)$	$X(t-2)$	$X(t-1)$	$Q(t-3)$	$Q(t-2)$	$Q(t-1)$	$Q(t)$
4	0,279	0,268	0,256	856	876	913	947
5	0,268	0,256	0,248	876	913	947	996
6	0,256	0,248	0,243	913	947	996	1030
...	...	...	...	...	...	...	...
567	-0,051	-0,053	-0,052	3120	3030	3030	3050
568	-0,053	-0,052	-0,299	3030	3030	3050	3020
569	-0,052	-0,299	-0,317	3030	3050	3020	2830

мическая модель вида (4) с параметрами, представленными в табл. 1. Коэффициент корреляции между прогнозом теплового потока на один такт вперед и его фактическим значением для модели с параметрами из табл. 1 равен 0,928, что соответствует среднеквадратической ошибке (СКО) прогноза 211.

Достаточно представительная выборка (563 опыта) и высокий множественный коэффициент корреляции ($R = 0,928$) с высокой степенью вероятности предопределяют, что истинные параметры объекта лежат в области ± 3 СКО около средних МНК-оценок параметров из табл. 1.

Постановка задачи

Целью работы является, среди всех проведенных экспериментов (> 500 ед.) нахождение тех, которые в наибольшей степени отвечают за ошибки оценок, и повышение точности модели (и соответственно прогноза), используя условие (2) об априорно известной области существования параметров объекта. В качестве области H будем принимать область около МНК-оценок из табл. 1. Границу этой области для каждого коэффициента выберем в пределах ± 3 СКО.

Алгоритм идентификации

Преобразование исходных данных

Первоначальные исходные данные, полученные с экспериментальной установки, имеют вид, показанный в табл. 2. Из таблицы видно, что в соответствии с моделью (4) $Q(5)$ зависит от шести переменных, находящихся в трех строках выше $Q(5)$.

Для дальнейшей обработки эти данные в соответствии со структурой динамического объекта (1) должны быть преобразованы в вид, показанный в табл. 3. Принципиальное значение такого преобразования состоит в том, что выход объекта $Q(t)$ в произвольной строке блока данных зависит только от переменных в этой же строке. Таким свойством не обладает блок данных в табл. 2.

Структура блока преобразованных исходных данных позволяет использовать для получения оценок параметров модели (4) произвольный набор строк из табл. 3. Это свойство будет использовано для перехода в пространство оценок параметров.

Переход в пространство параметров

Выбирая случайным образом из табл. 3 некоторый блок в m строк ($m > 6$), можем вычислить соответствующий ему набор оценок параметров модели (4). Число таких наборов соответствует числу сочетаний из 560 экспериментов по m ($m > 6$), то есть астроно-

мическое значение, создающее проблемы и для современных вычислительных машин. Важно отметить, что точность оценок параметров модели в каждом блоке зависит от конкретного набора экспериментов, а не от всех экспериментов вместе, как в МНК. Это позволяет оценить вклад каждого отдельного эксперимента в ошибку оценки.

Текущие оценки параметров

Для перехода в пространство оценок параметров используется следующая процедура. Из общего блока исходных данных (табл. 3) выбирается текущий блок, содержащий m строк. Текущий блок обрабатывается с помощью метода наименьших квадратов, а результаты обработки заносятся в табл. 4. Кроме оценок параметров, которые помещаются в столбцы 7-10, в столбцы 2-6 табл. 4 заносятся и номера строк блока исходных данных (табл. 3), которые были использованы для их вычисления. В столбец 11 вносится ошибка оценки параметра k_1 , которая вычисляется следующим образом:

$$\Delta(i) = |k_1(i) - k_{1mnk}|, \quad (5)$$

где $k_1(i)$ — оценка k_1 параметра модели (4) с помощью i -го текущего блока; k_{1mnk} — оценка k_1 параметра модели (4) из табл. 1 (средняя по всем данным). Если ошибка (5) превышает заранее заданный предел (как правило, 3 СКО для данного параметра), то в 12 столбце табл. 4 ставится 1, что свидетельствует о том, что строки из i -го текущего блока участвовали в формировании большой ошибки оценки.

Таблица 4. Полный блок промежуточных оценок

Номер текущего блока	Номера строк исходного блока данных					Текущие оценки параметров				Ошибка оценки k_1	Индикатор большой ошибки
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
N	$n1$	$n2$	$n3$	...	$n20$	$k1$	$k2$	...	$k6$		Ind
1	4	5	6	...	23						
2	5	6	7	...	24						
3	6	7	8	...	25						
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
i	$n1(i)$	$n2(i)$	$n3(i)$	...	$n20(i)$	$k1(i)$	$k2(i)$	...	$k6(i)$		
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
539	542	543	544	...	561						
540	543	544	545	...	562						



Рис. 2. Экспериментальная функция распределения текущих оценок k_1

Математика - это наука, брошенная человечеством на исследование мира в его возможных вариантах

И. Кант

Такая процедура вычислений выполняется для всех $566 \times m$ текущих блоков. В результате формируются табл. 4.

Для примера на рис. 2 приведена эмпирическая функция распределения коэффициента k_1 (столбец 7 табл. 4). МНК-оценка этого коэффициента из табл. 1 равна 0,7767. Как видно из рис. 2 для разных текущих блоков существуют значительные отклонения от среднего.

Следующая задача состоит в том, чтобы разработать алгоритм, позволяющий найти, каким конкретно экспериментам в блоке данных (табл. 3) соответствуют большие ошибки оценок, показанные на рис. 2. В частности, для k_1 меньше нуля и больше двух. Эта задача не имеет однозначного решения, поскольку в вычислении каждой оценки участвуют данные не одного, а нескольких экспериментов.

Рассмотрим эту проблему подробнее.

Обнаружение "плохих" экспериментов

Плохим экспериментом будем называть эксперимент, при использовании которого в текущем блоке оценки сильно отличаются от номинальных (из табл. 1). Проблема состоит в том, что в каждый текущий блок входит много строк исходных данных (экспериментов). А какой конкретно эксперимент приводит к



Рис. 3. Функция распределения "плохих" строк

большим ошибкам заранее неизвестно. Рассмотрим алгоритм, позволяющий решить эту задачу.

В табл. 4 последний, 12-й столбец Ind — индикаторный. В нем стоят только нули или единицы. Если в какой-либо строке в этом столбце стоит 1, то это означает, что оценка параметра k_1 (из столбца 7 табл. 4) отличается от номинального значения k_{1mnk} (из табл. 1) больше, чем на 3 СКО, то есть вычислена с большой ошибкой. При этом под подозрение попадают все входящие в этот блок строки, перечисленные в столбцах 2–6 табл. 4.

Выберем из табл. 4 только строки, соответствующие большим ошибкам, и по номерам строк, попавших в столбцы 2–6, построим функцию частоты номеров строк, участвовавших в вычислении плохих ошибок. График этой функции показан на рис. 3.

На рис. 3 присутствуют несколько областей, в которых резкие отклонения оценок появляются особенно часто, например, области 115...125 и 330...360. Именно эксперименты с этими номерами привели к грубым оценкам параметров модели. Исключение из обработки этих строк должно привести к повышению точности модели. Исключение из блока данных "плохих" строк, приводящих к локальному нарушению условия (4), позволяет построить модель с меньшей ошибкой прогноза.

Заключение

Рассмотрен алгоритм идентификации динамического объекта, учитывающий априорную информацию о его параметрах.

*Чадеев Валентин Маркович — д-р техн. наук, проф., гл. научный сотрудник,
Гусев Сергей Сергеевич — аспирант Института проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН.
Контактный телефон (495) 334-87-59. E-mail: chavama@yandex.ru gs-serg@mail.ru*

Алгоритм преобразовывал блок исходных данных в множество блоков меньшей размерности. Для каждого из этих блоков вычислялись оценки параметров объекта и запоминались номера строк, использованных для вычисления этих оценок.

Оператор, реализующий описанный алгоритм, преобразовывал матрицу исходных данных в специальную матрицу, учитывающую частоту попадания оценок в область h_i , тем самым, отсекая малоинформативные строки.

Множественный коэффициент корреляции для такой модели будет равен $R = 0,934$. СКО прогноза от истинных значений с вырезанными "плохими" строками критического потока составляет 200 ед. МНК оценки по 566 экспериментам дали СКО прогноза 211 ед., то есть точность прогноза увеличилась на 5%.

Авторы выражают благодарность Рышарду Сидоровичу Пометько за конструктивную критику и замечания, способствовавшие улучшению статьи.

Список литературы

1. Безруков Ю.А., Астахов В.И., Брантов В.Г., Абрамов В.И., Тестов И.Н., Логвинов С.А., Рассохин Н.Г. Экспериментальные исследования и статистический анализ данных по кризису теплообмена в пучках стержней для реакторов ВВЭР // Теплоэнергетика. 1976. №2.
2. Чадеев В.М., Илюшин В.Б. Алгоритм идентификации динамических объектов с учетом априорной информации об объекте // Автоматика и телемеханика. 2006. №7.
3. Гусев С.С., Чадеев В.М. Алгоритм идентификации с переходом в пространство параметров // Проблемы управления. 2009. №1.

Архитектура PlantWeb от Emerson снижает энергозатраты завода по производству хлора

Цифровая архитектура PlantWeb компании Emerson Process Management помогает сократить ежегодные расходы на топливо на заводе по производству хлора компании INEOS Chlor в г. Ранкоре (Великобритания) примерно на 3 млн. евро. На производстве применяются два метода производства хлора: электролиз с жидким ртутным катодом и более новый мембранный метод. Водород является побочным продуктом обоих методов производства. Используя технологию улучшенного управления и прогностические возможности PlantWeb, компания INEOS Chlor сможет сократить выбросы газообразного водорода и использовать его в качестве топлива для находящихся на объекте энергетических котлов.

Для снижения энергозатрат команда по автоматизации INEOS Chlor разработала стратегию управления, в рамках которой избыток водорода направляется в энергетические котлы завода. При этом предотвращаются значительные изменения давления газообразного водорода, которые могут привести к отключению котлов или повреждению оборудования.

Для внедрения данной стратегии компания INEOS Chlor воспользовалась эксплуатационной гибкостью и возможностями улучшенного контроля, присущими архитектуре PlantWeb компании Emerson, включая цифровую систему автоматизации Delta V.

Контрольно-измерительное оборудование, как часть архитектуры PlantWeb, обеспечивает точное измерение не-

обходимых параметров и интеллектуальный контроль над процессом. Такой подход крайне важен для развития новой стратегии управления. Датчики давления и приборы расхода Rosemount, а также интеллектуальные клапаны Fisher используются везде, где применяются компрессоры, котлы и установки по производству хлора. Все эти устройства объединены в информационную сеть на основе протокола FOUNDATION fieldbus, а диагностическое ПО AMS Suite и программный инструмент AMS ValveLink используются для мониторинга оборудования в режиме РВ, в том числе и для контроля правильной работы клапанов. Благодаря программному комплексу AMS Suite обеспечивается оперативный контроль и устраняется эффект запаздывания при управлении процессом.

Команда INEOS Chlor также внедрила новую систему мониторинга для автоматического сбора информации об общем количестве выброса газа и расходах на основе фактической цены на газ. В результате выбросы водорода были снижены на 90%, а его использование в качестве топлива позволило компании сэкономить 3 млн. евро в год на приобретении природного газа. Улучшенный контроль также предотвратил более 10 остановок работы котлов и многие другие проблемы, которые могли произойти с производственным оборудованием из-за потенциально опасного воздействия высокого давления.

[Http://www.emersonprocess.com](http://www.emersonprocess.com)